

УДК 617.577-007-053.1-089.15

ТЯЖЕЛОВ О.А., КАРПІНСЬКИЙ М.Ю., КАРПІНСЬКА О.Д., ЯРЬОМІН С.Ю.  
ДУ «Інститут патології хребта та суглобів ім. проф. М.І. Ситенка НАМН України», м. Харків  
Вінницький національний медичний університет ім. М.І. Пирогова

## МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОЇ ДИФЕРЕНЦІЙНОЇ ДІАГНОСТИКИ ПАТОЛОГІЇ ОПОРНО-РУХОВОЇ СИСТЕМИ ЛЮДИНИ НА ПІДСТАВІ СТАТОГРАФІЧНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

**Резюме.** Обґрунтовано метод автоматизованої диференційної діагностики патології опорно-рухової системи людини з можливістю аналізу багатокomпонентних даних статограми людини. За допомогою апарату нейронних мереж був запропонований метод функціональної оцінки стану опорно-рухової системи людини за даними статографічних досліджень, а саме запропонованих авторами геометричних і енергетичних параметрів статограм при двоопорному й одноопорному стоянні. Точність діагностики становила 90–95 % для коксартрозу й 85 % для поперекового остеохондрозу.

### Вступ

Незмінне зростання в останнє десятиріччя патології опорно-рухової системи (ОРС) у загальній структурі захворювань та інвалідизації населення України висуває на перший план питання її ранньої діагностики. За даними літератури, з неправильним обранням тактики лікування внаслідок недостатньої та несвоечасної діагностики пов'язано до 30 % незадовільних результатів лікування захворювань хребта. У цьому аспекті особливого значення набуває розвиток та вдосконалення методів ранньої об'єктивної оцінки стану опорно-рухової системи людини [1].

Незважаючи на багатий вибір дослідницьких методик та постійне вдосконалення технічних засобів, як відмічають численні дослідники, об'єктивна та диференційована діагностика стану ОРС утруднена наявністю широкого спектра компенсаторно-приспосувальних реакцій [2].

Для забезпечення вертикальної опори при стоянні та ходьбі хворий прагне інтуїтивно пристосуватися до змін, що відбуваються в його опорно-руховій системі. Частіше за все ці пристосування стосуються чисто механічного процесу, спрямованого на підтримку тіла в рівновазі. Для можливості керування цим процесом хворий повинен активно (скороченням певних груп м'язів) або пасивно (перенесенням загального центру мас (ЗЦМ) у фронтальній або сагітальній площинах) блокувати суглоби. Варіабельність останнього процесу досить велика, наприклад, існує 6 способів замикання кульшового суглоба, 6 способів замикання колінного суглоба та 5 — гомілковостопного суглоба. У зв'язку з цим розроблена класифікація пристосувальних процесів залежно від їх біомеханічних особливостей [3].

Велика кількість способів компенсаторних процесів нівелює деформацію та утруднює її кількісну оцінку. На цей час уже недостатньо суб'єктивно оцінити

стан: сильно, слабо, помірно виражена деформація. У зв'язку з цим виникає необхідність у створенні пристроїв, що не тільки дозволяють виявити патологію та ступінь її компенсації, але й кількісно її оцінити.

Провести межі між нормою, функціональною компенсацією і патологією дуже важко, особливо поки компенсаторні механізми нашого організму не вийшли з-під контролю.

М. Maignan [4] розглядає декілька складових поступального балансу, збій яких може призвести до асиметрії ортостатичної пози. Він виділяє: рухові коркові асиметрії, що відповідають за орієнтацію у просторі, керування рухами при стоянні й пересуванні; асиметрії структури — асиметричність кісткових структур скелета, набуті у процесі життя обмеження, у тому числі поступальні, асиметрії фізичного розвитку, післятравматичні асиметрії; асиметрії м'язового тонуусу.

На сьогодні існує багато методів обробки статограм — це і спектральний аналіз, і аналіз швидкості переміщення ЗЦМ, і геометричні параметри. Але при вивченні літератури ми не знайшли аналіз таких параметрів, як асиметричність одноопорного стояння, аналіз кута розвороту тіла та багато іншого. У наших попередніх публікаціях ми докладно описували параметри статограм — уже відомі та розроблені нами спеціально для оцінки ортопедичної патології, які ми використовуємо у своїй практиці [5, 6].

**Мета дослідження** — обґрунтувати метод автоматизованої диференційованої діагностики патології опорно-рухової системи людини з можливістю аналізу багатокomпонентних даних статограми людини.

© Тяжелов О.А., Карпінський М.Ю., Карпінська О.Д., Ярьомін С.Ю., 2014

© «Травма», 2014

© Заславський О.Ю., 2014

## Матеріали та методи

Проаналізовані дані статистичного дослідження 10 хворих на остеохондроз (ОХЗ) поперекового відділу хребта віком 45–50 років без зайвої ваги та ознак супутніх захворювань опорно-рухової системи, яким проводили консервативне лікування; 15 хворих на двобічний коксартроз (КА) 2–3-ї стадії та 30 здорових волонтерів.

Аналізу підлягали такі параметри статистичних даних: енергетична міцність статистичних даних при двоопорному (E1) та одноопорному (E2, E3) стоянні та площа плям у тому ж положенні (S1, S2, S3), відношення площ плям одноопорного стояння до площі двоопорного стояння ( $K^{S21}$ ,  $K^{S31}$ ,  $K^{S23}$ ), відношення площ плям статистичних даних до загальної площі статистичних даних ( $K_{\Sigma S1}$ ,  $K_{\Sigma S2}$ ,  $K_{\Sigma S3}$ ), площа статистичних даних, обмежена значеннями математичного очікування ( $S_{MO}$ ), та площа статистичних даних, обмежена максимальними значеннями координат ( $S_{\Sigma}$ ), коефіцієнт відношення площин  $S_{MO}$  до  $S_{\Sigma}$ - $K^{SS}$ , коефіцієнти кутової асиметрії ( $K_{GX}$ ,  $K_{GY}$ ,  $K_G$ ,  $K_{\alpha, \beta}$ ).

## Обговорення результатів дослідження

Для дослідження статистичних даних нами було розроблено понад 10 геометричних параметрів статистичних даних, що описують параметри площі плям статистичних даних, величини розкиду центрів плям статистичних даних та їх меж у фронтальній та сагітальній площинах, коефіцієнти асиметрії геометричних та кутових плям. Особливу увагу приділяємо спектральним характеристикам статистичних даних.

У процесі статистичних досліджень ми виявили велику дисперсію параметрів статистичних даних, що можуть свідчити про наявність тої чи іншої патології. Часто патологічний стан підтверджувався комбінацією декількох ознак, причому кожна сама по собі не несла доказового навантаження патології.

Грунтуючись на отриманих даних, ми дійшли висновку, що в діагностиці можливого патологічного стану треба аналізувати параметри статистичних даних не окремо, а в їх комбінації, тобто використовувати багатовимірні класифікаційні алгоритми.

Найбільш сильним методом статистичної класифікації є дискримінантний аналіз, але він потребує наявності дихотомічних величин як класифікаційного аргументу, а за наявності більше ніж 3 його рівнів результати аналізу дуже важкі для інтерпретації перевірки класифікаційних рівнянь. Тому ми обрали сучасні методи класифікаційного аналізу, а саме нейронні мережі.

Для побудови класифікаційної моделі ми використовуємо метричні значення, що мають дуже велику дисперсію. Такі дані можуть бути оброблені за допомогою ROC-кривої. Графік залежності чутливості діагностичного тесту від величини, що дорівнює одиниці мінус специфічність, як критерію відрізу, при варіюванні якого буде змінюватися позитивний тест. ROC-крива показує залежність кількості правильно діагностованих позитивних випадків від кількості неправильно діагностованих негативних випадків.

Але ROC-крива використовується для тестування лише одного параметра. Сукупність параметрів можна

оцінити лише за допомогою дискримінантного аналізу чи штучної нейронної мережі. Складність застосування дискримінантного аналізу ми показали вище.

Як вхідні аргументи (коваріати) нейронної мережі ми обрали 20 параметрів спектральних та геометричних характеристик статистичних даних (табл. 1).

Нами було проаналізовано декілька моделей нейронних мереж і було обрано ту, ймовірність передбачення правильного результату якої була максимальною.

Нейронна мережа має 2 приховані шари, нейрони яких активують функцію гіперболічного тангенса, тобто нелінійну залежність пар нейронів. Мережа має 3 вихідних нейрони за кількістю рівнів класифікаційного аргументу.

Структура нейронної мережі подана на рис. 1.

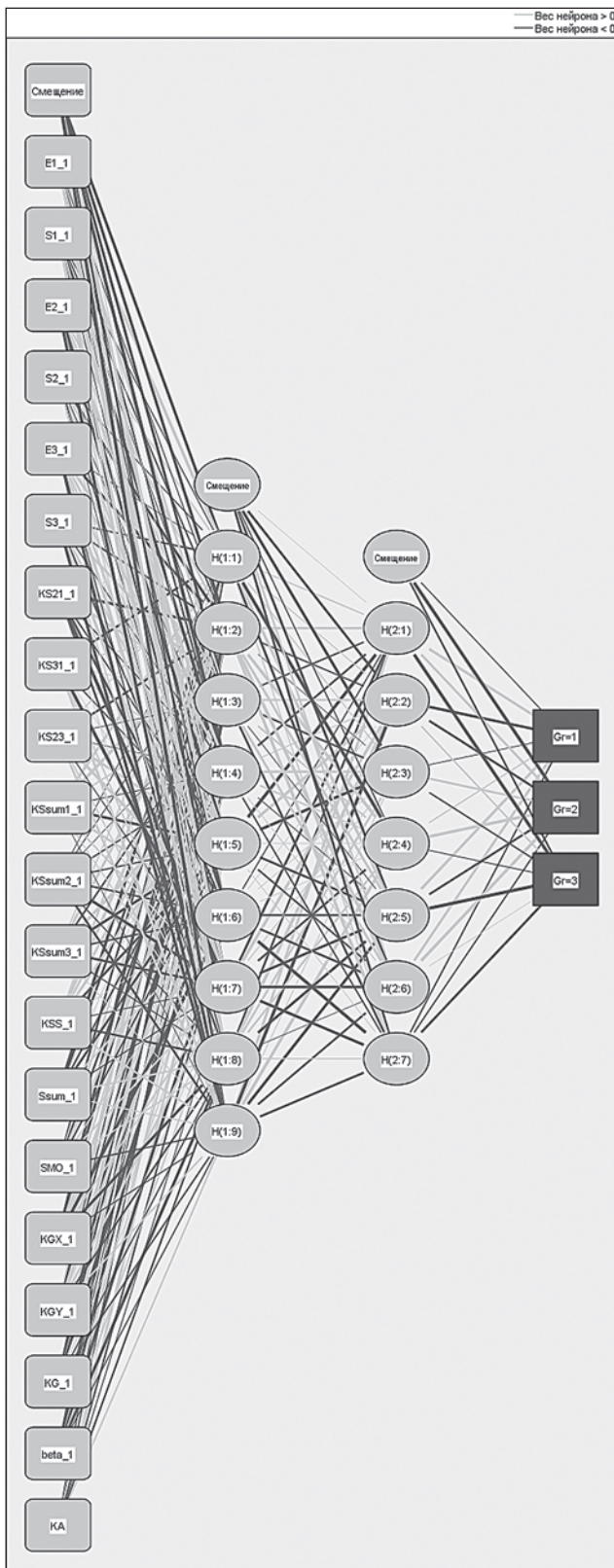
Робота нейронної мережі складається з трьох етапів: навчання мережі на спеціальній вибірці зі встановленим діагнозом (вибірка навчання), перевірка моделі мережі на контрольній вибірці й етап перевірки моделі на випадковій вибірці. Під час фази навчання нейронна мережа навчається повертати певний вихідний сигнал для певного вхідного сигналу, це відбувається

**Таблиця 1. Параметри нейронної мережі**

Вхідний шар	Коваріати	1	E1
		2	S1
		3	E2
		4	S2
		5	E3
		6	S3
		7	KS21
		8	KS31
		9	KS23
		10	KSsum1
		11	KSsum2
		12	KSsum3
		13	KSS
		14	Ssum
		15	SMO
		16	KGX
		17	KGY
		18	KG
		19	$\beta$
		20	KA
Приховані шари	Кількість прихованих шарів	2	
	Кількість нейронів у шарі 1	9	
	Кількість нейронів у шарі 2	7	
	Функція активації	Сигмоїд	
Вихідний шар	Залежні змінні	1	
	Кількість нейронів	3	

шляхом безперервного навчання на наборі навчальних даних. Під час фази виконання нейронна мережа повертає вихідні сигнали, базуючись на вхідних даних.

Алгоритм виконання функцій прямого поширення такий: вхідні дані подаються на вхідний шар мережі та



**Рисунок 1. Структура нейронної мережі**

поширюються скрізь усі шари мережі, поки не досягнуть вихідного шару, де повертається результат. Обчислення результату в мережах прямого поширення не є складною задачею.

На рис. 2 зображена схема багат шарової мережі прямого поширення, де кожен нейрон у кожному шарі з'єднаний зі всіма нейронами наступного шару. Така мережа має назву повнозв'язаної, але мережа не обов'язково повинна мати всі зв'язки.

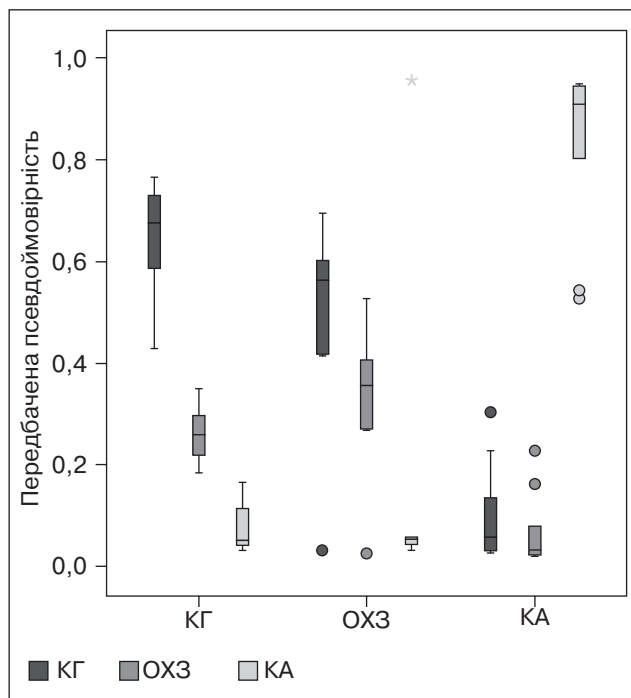
Під час навчання нейронна модель на наборі вхідних та вихідних даних налаштовується таким чином, щоб отримати такі ж значення на виходах, як і в навчальній вибірці. З іншого боку, не можна зробити мережу занадто специфічною, що дає точні результати для навчальних даних, але неправильні для всіх інших.

При визначенні розмірів нейронної моделі необхідно враховувати розмір навчальної вибірки. Кількість ваг, що налаштовуються, повинна бути меншою за кількість вхідних образів, інакше мережа «запам'ятає» образи та втратить можливість до класифікації, з іншого боку, чим більше ваг мережі, що налаштовуються, тим більш точне налаштування можна виконати. Вибірка, що використовувалась, відносно мала, а кожен образ містить результати енергетичного аналізу статограми та 17 параметрів геометричних даних статограми (всього 20 вхідних параметрів).

Мережа має 3 виходи, бо є 3 класи образів — здорові волонтери, хворі з остеохондрозом кульшових суглобів, хворі з коксартрозом.

Слід відмітити, що в деяких випадках нейронна мережа давала неоднозначний результат. Це можна пояснити тим, що, як правило, захворювання кульшового суглоба розвиваються спочатку з одного боку і супроводжуються кульгавістю, больовим синдромом, скороченням кінцівки. Природно, що постійне асиметричне навантаження на кульшові суглоби призводить до зростання та зміни навантажень на поперековий відділ хребта, з часом це призводить до розвитку дегенеративних захворювань — остеохондрозу, спондилоартрозу та ін. У подальшому ще більша асиметрія навантаження суглобів, посилена дегенеративними захворюваннями хребта, призводить до симетричного розвитку захворювання другого кульшового суглоба.

У свою чергу, часто захворювання поперекового відділу хребта, особливо в людей віком понад 40 років, супроводжується іррадіацією болю в нижні кінцівки та переміжною кульгавістю, що викликається короточасним дратуванням нервових корінців спинного мозку. Прогресування переміжної кульгавості також призводить до зміни навантажень на суглоби, а отже, до розвитку дегенеративних змін у їх кісткових та хрящових структурах. Тобто часто двобічна патологія суглобів супроводжується захворюваннями хребта, і, навпаки, прогресування та тривале захворювання поперекового відділу хребта призводить до розвитку захворювань суглобів нижніх кінцівок, зокрема кульшового. Ця обставина пояснює низьку диференціацію захворювань у пацієнтів, особливо старшого віку.



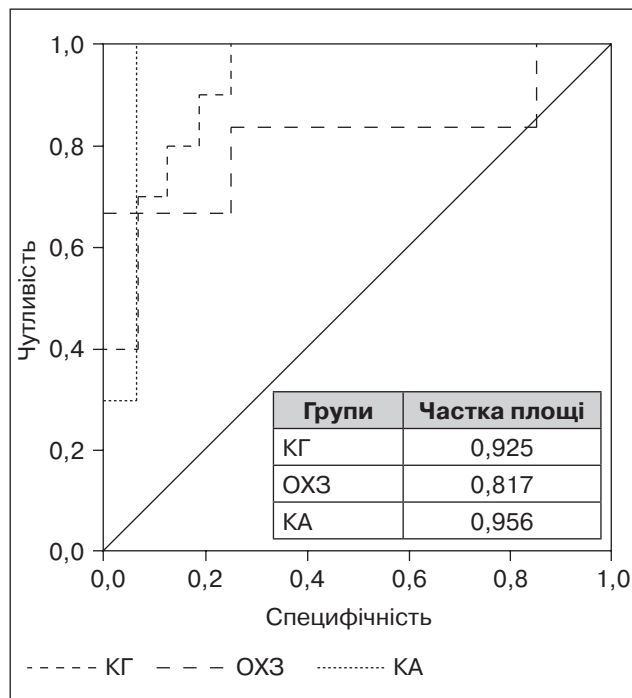
**Рисунок 2. Діаграма розкиду ймовірності передбачення правильного результату**

На діаграмі (рис. 2) показано розкид ймовірності передбачення правильного результату. Як видно з наведених даних, найбільша ймовірність правильно передбачених результатів спостерігається в групі з коксартрозом (до 98 %), меншу ймовірність правильно передбачених результатів мають хворі на остеохондроз (60 %) і приблизно стільки ж — контрольна група (КГ).

Результати роботи класифікаційного алгоритму нейронної мережі подані в табл. 2.

Отже, збудована нейронна мережа показала достатньо високий результат у визначенні діагнозу. На рис. 3 показана результуюча ROC-крива роботи нейронної мережі для діагностики остеохондрозу поперекового відділу хребта і коксартрозу.

Можна бачити, що найбільшу чутливість і специфічність нейронна мережа має для визначення коксар-



**Рисунок 3. ROC-крива роботи штучної нейронної мережі**

трозу, для цього захворювання в 95 % випадків прогноз буде правильним, меншу чутливість та специфічність мережа має для визначення остеохондрозу — для 82 % випадків.

Нашими рекомендаціями може бути таке: для уникнення помилок іншого роду (невиявлення захворювання там, де воно є) діагноз «коксартроз» існує, поки не доведено інше.

## Висновки

Сучасні інструментальні методи дослідження дають досліднику велику кількість параметрів, що потребують сучасних методів обробки. Нейронні мережі дають таку можливість. Автоматизований процес побудови нейронних мереж дає можливість досліднику без спеціальних знань у галузі вищої математики та програму-

**Таблиця 2. Класифікаційна робота нейронної мережі**

Етапи	Групи спостереження	Кількість у групі	Предбачено		Відсоток коректності
			Правильно	Неправильно	
Вибірка навчання	Контрольна група	10	8	2	80,00
	Остеохондроз	25	20	5	81,67
	Коксартроз	25	24	1	95,63
Контрольна вибірка	Контрольна група	5	4	1	80,00
	Остеохондроз	12	10	2	81,67
	Коксартроз	12	11	1	95,63
Вибірка перевірки	Контрольна група	10	8	2	80,00
	Остеохондроз	13	5	8	38,46
	Коксартроз	13	12	1	95,63

вання створювати достатньо ефективні класифікаційні моделі. Створена нами нейронна модель дозволила з достатньо високою ймовірністю (80 %) ідентифікувати в ортопедичних хворих переважаючи ортопедичну патологію — коксартроз чи остеохондроз поперекового відділу хребта.

## Список літератури

1. Гайко Г.В., Герасименко С.І., Калашніков А.В., Полішко В.П. Аналіз стану травматолого-ортопедичної допомоги населенню України 2008–2009 рр.: Довідник. — К., 2010. — 168 с.
2. Северина Л.В. Оценка динамики функционального состояния методом стабิโลграфии в целях повышения надежности профессиональной деятельности // Мат-лы VII Всероссийской конф. по биомеханике. — Н. Новгород: ИПФ РАН, 2004. — Т. 2. — С. 102-104.

3. Богданов В.А., Гурфинкель В.С. Биомеханика локомоций человека // Физиология движений. — Л.: Наука, 1976. — С. 276-315.
4. Marignan M. A propos des dystaties, dystonies et asymétries posturales / M. Marignan // <http://ada-posturologie.fr/AsymetriesPosturales.htm>
5. Тяжелов О.А. Особливості динамічних характеристик статограм при фіксації суглобів нижньої кінцівки / Тяжелов О.А., Карпінський М.Ю., Карпінська О.Д., Яремін С.Ю. // Травма. — 2014. — Т. 15, № 2. — С. 88-93.
6. Тяжелов О.А. Обгрунтування та аналіз геометричних параметрів статограм для оцінювання стану опорно-рухової системи людини / Тяжелов О.А., Карпінський М.Ю., Карпінська О.Д., Яремін С.Ю. // Ортопедия, травматология и протезирование. — 2014. — № 3. — С. 62-68.

Отримано 25.10.14 ■

Тяжелов А.А., Карпинский М.Ю., Карпинская Е.Д., Яремин С.Ю.  
 ГУ «Институт патологии позвоночника и суставов им. проф. М.И. Ситенко НАМН Украины», г. Харьков  
 Винницкий национальный медицинский университет им. Н.И. Пирогова

### МЕТОД АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ПАТОЛОГИИ ОПОРНО-ДВИГАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ЧЕЛОВЕКА НА ОСНОВЕ СТАТОГРАФИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

**Резюме.** Обоснован метод автоматизированной дифференцированной диагностики патологии опорно-двигательной системы человека с возможностью анализа многокомпонентных данных статограммы человека. С помощью аппарата нейронных сетей был предложен метод функциональной оценки состояния опорно-двигательной системы человека по данным статографических исследований, а именно предложенных авторами геометрических и энергетических параметров статограмм при двухопорном и одноопорном стоянии. Точность диагностики составила 90–95 % для коксартроза и 85 % для поясничного остеохондроза.

Tiazhelov O.A., Karpinskyi M.Yu., Karpinska O.D., Yariomin S.Yu.  
 State Institution «Institute of Spine and Joint Pathology named after Prof. M.I. Sytenko of National Academy of Medical Sciences of Ukraine», Kharkiv  
 Vinnytsia National Medical University named after M.I. Pyrohov, Vinnytsia, Ukraine

### METHOD OF AUTOMATED DIFFERENTIAL DIAGNOSIS OF HUMAN MUSCULOSKELETAL DISEASES BASED ON POSTUROGRAPHY

**Summary.** Method of automated differential diagnosis of human musculoskeletal diseases with the ability to analyze multiple data of human posturography was grounded. Using neural network, there has been proposed a method for functional assessment of the human musculoskeletal system according to posturography data, namely geometrical and energy parameters of posturography with double and single-leg standing which were proposed by the authors. Diagnostic accuracy was 90–95 % in coxarthrosis and 85 % in lumbar osteochondrosis.